

文章编号: 2095-2163(2019)04-0187-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于BP神经网络的水果识别研究

于悦洋, 王冰, 王静, 汤乔

(西安石油大学 计算机学院, 西安 710065)

摘要: 本文介绍了一种基于BP神经网络的水果识别方法。随着模式识别技术不断的发展,图像识别作为最具代表性的应用,受到了众多学者的关注,尤其是在图像快速识别方面。为了解决传统水果图像分类识别算法人工提取特征的缺陷,将经过训练的BP神经网络应用在水果的识别中。本实验使用数字图像处理的方法,首先对采集到的图像进行预处理,并针对多种水果混合的图像进行提取和识别。实验表明,基于BP神经网络的水果识别方法能够获得很高的识别率,能够有效地将同一幅图像中的不同水果识别出来。

关键词: 水果识别; 图像处理; BP神经网络; MATLAB

Fruit recognition based on BP neural network

YU Yueyang, WANG Bing, WANG Jing, TANG Qiao

(School of Computer Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

[Abstract] This paper introduces a fruit recognition method based on BP neural network. With the continuous development of pattern recognition technology, image recognition, as the most representative application, has attracted the attention of many scholars, especially in the aspect of rapid image recognition. In order to solve the defect of traditional fruit image classification and recognition algorithm in artificial feature extraction, the trained BP neural network is applied in fruit recognition. In this experiment, digital image processing method is used. Firstly, the collected images are preprocessed, and the images mixed with various fruits are extracted and identified. The experiment shows that the method based on BP neural network can achieve high correct recognition rate and effectively identify different fruits in the same image.

[Key words] fruit recognition; picture processing; BP neural network; MATLAB

0 引言

在中国,通常采用人工方式进行水果分级,而人工分级往往效率低、劳动量大、有较大的人工误差等,难以实现标准分级^[1]。并且人工识别具有诸多的不稳定因素。因此,研究和开发水果自动实时分级系统,对经济、农业的发展具有广阔的应用前景。从80年代开始,国内外有许多学者研究水果分级的自动识别算法,近年来也出现了一些基于水果识别的算法,如郑小东等人^[2]根据区域特征进行水果的自动识别。项辉宇等人实现了对苹果大小、缺陷以及颜色特征的检测。程荣花等人^[3]对水果图像的主成分分析,从而对其进行识别预测。王水平等人^[4]利用SVM分类器,对水果进行分类预测。这些方法虽然在水果识别中取得了一定效果,但对于同副图像中的多种水果识别还有欠缺。针对这一问题,本文基于BP神经网络对水果图像进行识别。首先,根据水果的不同特征,对图像进行预处理;然

后,通过标签化处理将图像中各个连接成分进行分离,从而实现对水果特性的研究,再提取出不同水果的颜色、边界不规则、形状等基本特征,对得到的水果图像特征参数进行计算;最后,使用多幅图像训练BP神经网络,并完善水果特征库,以达到快速识别水果的目的。

1 数字图像处理

首先,本文对不同水果图片进行数字图像处理。目的是为了提高图片的质量,得到理想的图像效果。图像处理的方法有:图像变化、图像编码压缩、图像增强和复原、分割、描述等。本文采用图像识别方法的主要步骤为:首先,预处理图像;然后,对预处理的图像进行分割和特征提取;最后,对图像进行判断分类。图像分类多数情况采用传统的识别模式。传统识别模式分为2大类:统计模式分类和结构模式分类。近几年研究中,模糊模式识别、人工神经网络模式识别,这2种新兴的图像识别方法颇受学术界的

作者简介: 于悦洋(1997-),女,本科生,主要研究方向:通信工程;王冰(1998-),女,本科生,主要研究方向:通信工程;王静(1997-),女,本科生,主要研究方向:通信工程;汤乔(1999-),男,本科生,主要研究方向:通信工程。

收稿日期: 2019-04-18

广泛关注。

本文图像预处理分为图像去噪、图像增强和图像二值化3个步骤。本文采用中值滤波法对图像去噪,中值滤波法是一种去噪声的非线性平滑处理办法。本文采用反锐化掩模法^[5]对图像增强,该方法是一种常用的图像锐化方法,先模糊处理图像,再与原图进行差值运算,再乘上一个修正因子,最后得到轮廓增强的图像。该算法表达式如下:

$$g(x,y) = f(x,y) + C[f(x,y) - (f'(x,y))]. \quad (1)$$

二值化是将图像呈现为黑白的对比效果的过程,该方法将图像像素的灰度值设为“0”或“255”。图像阈值分割法是应用较普遍的图像分割技术,利用了图像的背景与对象之间的灰度差异。本文采用阈值分割法对图像进行二值化,从而得到效果更好的二值化水果图像。

2 水果图像特征提取

数字图像处理,水果和背景被明显的分开。下一步,需要对每种水果进行特征提取。具有代表性的水果特征有:纹理、形状、颜色^[6]等。计算机视觉技术主要通过从图像或者视频中提取出的物体特征,经对比区别出不同物体。在农业领域中应用的水果自动分类识别系统,也是通过提取所拍摄的水果图像中的特征参数,并以此为依据进行训练得到识别模型从而达到分类识别的目的。

2.1 图像颜色模型

水果的颜色特征在图像方向、尺寸等特征发生改变时无明显变化,因此,在图像识别中常用到颜色特征。颜色模型是用作精确标定且生成多种颜色的一种方法。对于显示设备来说,可以用红色、绿色、蓝色发光量来描述 RGB。RGB 又叫相加混色模型,其在实际生活中主要用于光照、显示器等中。

(1)颜色特征,包括彩色和灰度信息处理;对于彩色信息处理,主要采用几种常见的色彩空间;而对于灰度信息处理,主要采用直方图技术。

(2)红绿蓝3色光按不同比例和强度混合可以用其表示近乎所有自然界的可见光,其颜色模型称之为 RGB 色彩空间模型^[7],如图1所示为 RGB 色彩空间模型。红绿蓝3色位于彩色立方体的3个顶角,其产生的点汇聚在彩色立方体的对角线上,即灰色线。在使用 RGB 模型时,由于任一基本色上无亮度,所有 RGB 颜色显示黑色。当3基色变为最高的高度,空间即会显现出白色。其余较低高度但等量的3种基色就显示灰色。RGB 图像每一个像素的

颜色值直接存放在图像矩阵中,通过3个 $M \times N$ 的二维矩阵分别表示各个像素的3种颜色分量, R、G、B 3个分量分别表示每一个像素的颜色,图像的行列数由 M、N 表示。

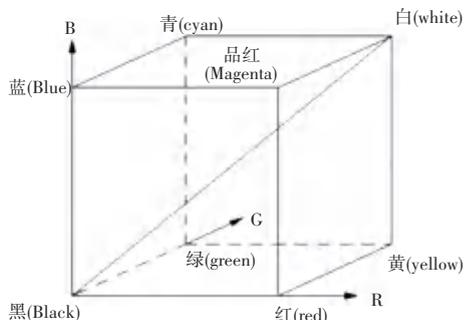


图1 RGB色彩空间

Fig. 1 RGB color space

2.2 图像形状特征

图像的形状特征是指将图像经过边缘提取和图像分割,从而得到目标的形状。形状的描述方法一般分为轮廓法和区域法2类。本文采用轮廓法。并对其结果进行美化,以达到更准确的识别。图像的形状特征主要包括周长和形状参数。

(1)周长为整个边界的长度。周长通过计算物体边界上相邻像素的中心距的累加而得出。通常,面对倾斜方向,数据会产生一些误差,所以要用2倍的原有像素数进行计算修改。

(2)物体的其中一个重要特征量是弧度,弧度是用于计算物体形状复杂程度的参数。将弧度进行比较,识别出不同的水果。在数字图像中,可以通过物体所占有的像素点数来计算面积。

本文首先使用面积、周长、弧度等参数表示水果,再使用 RGB 颜色模式对不同的水果图像进行特征提取,产生3幅不同通道的直方图。通过直方图显示出的结果,提取不同水果中特有的特征,以达到识别水果的目的。

3 BP神经网络

BP神经网络在上世纪八十年代年被首次提出^[8]。BP神经网络是一种有效的神经学习方法,是在误差反传算法的基础上产生的,并引入了反向传播原理,破传统网络结构,解决了非线性问题,是目前普遍应用的神经网络模型。

BP神经网络通常由3个层次构成,分别是输入层、中间层、输出层^[9]。由传递函数将各层连接,通过特定的学习算法来训练网络、调节权重,使输出不断接近预期值。输入层接受来自外部的输入信息,

其中间层(可为单隐层或多隐层)需要进行信息处理,各神经元上的信息经由最后一个隐层传送到输出层,处理完成的结果再通过输出层向外界发送。

BP 网络的结构如图 2 所示。

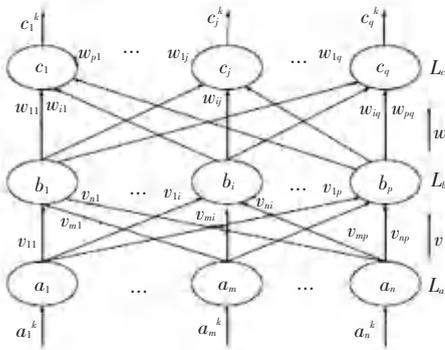


图 2 BP 网络结构图

Fig. 2 BP network structure

BP 网络具有非常强大的非线性映射能力,因此,能够学习和大量关于存储输入与输出之间的映射关系。3 层 BP 神经网络可以在不描述函数映射关系的情况下逼近任意非线性函数。如图 3 示出了 BP 网络的向量图。

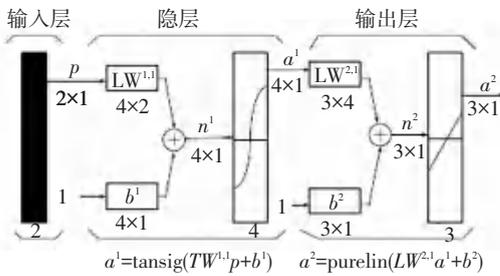


图 3 BP 网络的向量图

Fig. 3 Vector diagram

BP 神经网络采用梯度下降算法,这种算法适用于非线性多层网络梯度的计算。BP 神经网络算法的基本思路是:由前向神经网络实现正向传播,由递归神经网络(反馈神经网络)实现误差反向传播。这 2 个进程交替完成,在权向量空间执行误差梯度下降算法,从而使误差降到最低。其具体步骤如下:

(1)初始化,给各连接权 $[u]$, $[q]$ 和阈值 θ_i , r_i 各赋一个随机数;

(2)由给定的计算方法,算出第一、第二层中各单元的输入和输出值。

算法如下:

$$b_j = f(w_{ij}a_i - \theta_j), \quad (2)$$

$$c_t = f(v_{jt}b_j - r_t). \quad (3)$$

其中, b_j 表示中间层第 j 个神经元最终输出结果; c_t 为输出层第 t 个神经元的最终输出结果; w_{ij} ,

v_{jt} 分别为输入层到隐层的连接权和中间层到输出层的连接权;

(3)选取下一个输入模式再返回到(2)中反复训练直到输出误差达到要求为止。

在 BP 网络的结构中,输入层与输出层之间含有多层神经元(其模拟人类大脑神经元拥有的基本功能:加权、求和、传递),这些神经元被称为隐单元,隐单元与外界没有直接的联系,但其状态的改变,会影响输入与输出之间的关系,每一层可以有无数个这样的节点。

4 实验及结果分析

4.1 实验框架

本文的水果识别框架是根据不同水果特征,把需要的水果从中识别出来,其总体框架如图 4 所示。



图 4 总体框架图

Fig. 4 General framework

本文实验的具体步骤如下:

(1)输入水果图像;

(2)图像预处理;

(3)图像标签化处理 and 图像特征参数计算,把每个区域都分开,根据提取的图像特征,将水果进行区分;

(4)建立水果特征库,把采集的特征数据用 BP 神经网络进行训练,区分同一图片中的不同水果;

(5)完成水果的识别。

4.2 实验结果与分析

本文实验环境中计算机系统为 Windows10,处理器为 Intel 酷睿 i53210M,主频为 2.5 GHz,内存为 4 GB,显存为 1 G,硬盘是 500 GB,实验是基于 MATLAB 开发工具。本文主要以苹果、橙子、香蕉为例。图 5 示出了水果图像处理结果图,依次为原始图像、边缘检测图像、OR 运算分割图像和彩色标签化图像。从图中可以看出,通过一系列的图像处理可以将不同区域的像素分开,从而利于后续对图像特征的提取和图像特征参数的计算。

表 1 为橙子、香蕉和苹果的特征参数数据表,从中可以看出,与其它 2 种水果相比,香蕉的特征最为明显,周长最大、弧度最小,根据该特征能够把香蕉从水果中分离出来。



图5 水果图像处理结果

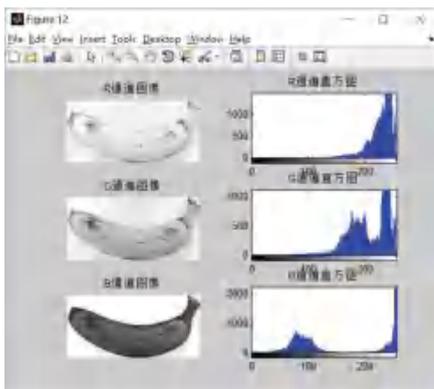
Fig. 5 General frame diagram

表1 不同水果特征参数数据表

Tab. 1 Data table of characteristic parameters of different fruits

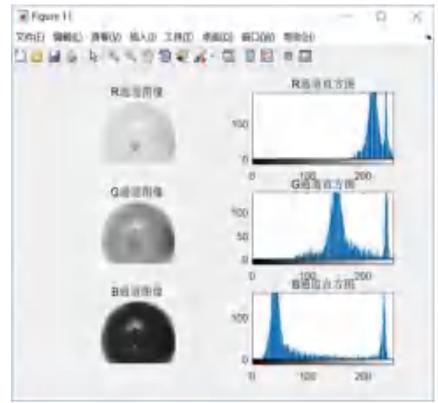
	橙子	香蕉	苹果
面积	3	278	11
周长	3	227	11
弧度	4.188 8	0.067 8	1.142 4
颜色	1.220 0	0.760 5	1.601 0

图6所示为3种水果的RGB通道图及其直方图,由图可知,与其它2种水果对比,苹果的R通道直方图中其固定区域内的像素数量(200-300)与G通道和B通道像素和的比值为3水果中最大的,可得到苹果的比值最大,可知苹果红色信息量最多。



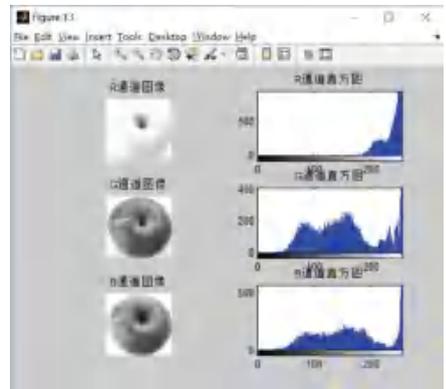
(a) 香蕉颜色通道图及直方图

(a) Banana RGB color channel chart and histogram



(b) 橙子颜色通道图及直方图

(b) Orange RGB color channel chart and histogram



(c) 苹果 RGB 颜色通道图及直方图

(c) Apple RGB color channel chart and histogram

图6 不同水果 RGB 颜色通道图及直方图

Fig. 6 Different fruit RGB color channel chart and histogram

图7为本文BP网络的训练性能,横坐标代表训练次数,纵坐标代表均方误差,该误差值越小,说明实验结果与原图之间差异程度越低。从图中可以看出本文的BP网络经过10次训练,其均方误差为 0.7×10^{-3} ,识别准确度较高,可以直接进行水果识别。

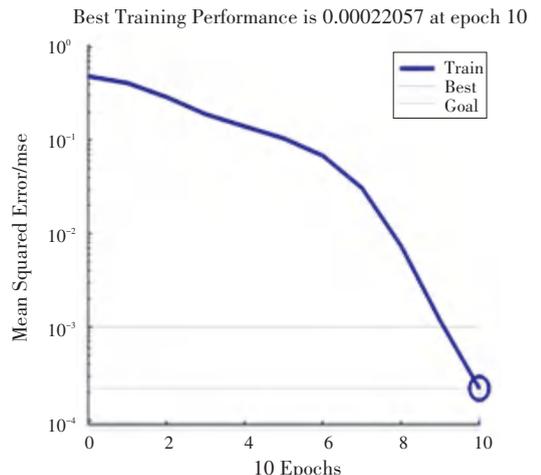


图7 BP网络的训练性能

Fig. 7 The training performance of BP network

图8为本文设计的神经网络及其运行结果。测试结果表明,通过对不同测试样本的训练,对苹果的认识近乎完全正确,橘子和香蕉的识别率均为97%,这个结果进而证实了采用特征提取和BP神经网络识别水果的有效性。通过神经网络的不断训练,后期对图像的识别更加准确。就像人的大脑一样,对图像的特征不断进行记忆,使识别更加智能化。

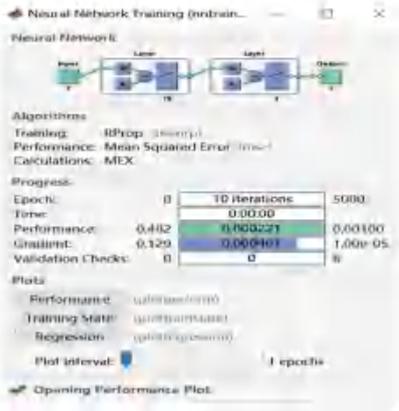


图8 本文设计的神经网络及运行结果

Fig. 8 The neural network and its operation results of this paper

BP神经的优点:高效、智能。如果要更加准确,需要加入更多的特征,在颜色的准确性上需要改进。因为水果很多颜色较为相像,且需要更大的数据库。

从实验结果中可以看出,BP神经网络的图像识别系统的自适应能力较强,且识别率也较高,是一种高效的检测方法。

5 结束语

本文采用数字图像处理的方法,对原始水果图像进行预处理并对RGB图像进行数据分析。通过对BP神经网络架构设计构建了基于MATLAB的水果图像识别系统。通过实验对比,本文算法误差较小、实时性较好、正确率高,能够实现对水果特征数据的准确识别。但是,本文提出的算法也存在不足,由于水果种类繁多,重点选取的香蕉、苹果等比较有特点的水果,所以实验结果较理想,若参杂其它水果种类,如青苹果、火龙果等,则需要对算法进行改进。

参考文献

- [1] 曾平平,李林升. 基于卷积神经网络的水果图像分类识别研究[J]. 机械设计与研究,2019,35(1):23-26,34.
- [2] 王水平,唐振民,范春年,等. 基于SVM的水果分类算法研究[J]. 武汉理工大学学报,2010,32(16):44-47.
- [3] 程荣花,马飞,梁亚红. 形状相似水果自动化识别研究[J]. 山东农业科学,2015,47(8):116-118.
- [4] 郑小东,王晓洁,李印清. 自然环境下果实的自动识别技术[J]. 计算机应用与软件,2006(11):96-97,100.
- [5] 项辉宇,薛真,冷崇杰,等. 基于Halcon的苹果品质视觉检测试验研究[J]. 食品与机械,2016,32(10):123-126.
- [6] 沈磊,苏建忠,郭肇敏,等. 基于反锐化掩模技术的红外图像增强算法设计[J]. 南开大学学报(自然科学版),2019(1):29-35.
- [7] 贺涛. 水果识别图像特征综述[J]. 河南科技,2017(21):34-35.
- [8] Huang Z, Zhu Q. Detection of Red Region of Fuji Apple Based on RGB Color Model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(4): 041001.
- [9] 文周,林伟健. 基于BP神经网络的水果气调包装机械故障诊断方法[J]. 包装与食品机械,2018,36(5):69-72.
- [6] RAMOS-MERINO M, SANTOS-GAGO J M, ÁLVAREZ-SABUCEDO L M, et al. BPMN-E²: A BPMN extension for an enhanced workflow description [J]. Software and Systems Modeling, 2018; 1-21.
- [7] RAMOS-MERINO M, ÁLVAREZ-SABUCEDO L M, SANTOS-GAGO J M, et al. A BPMN based notation for the representation of workflows in hospital protocols [J]. Journal of Medical Systems, 2018,42:181.
- [8] YOUSFI A, HEWELT M, BAUER C, et al. Toward uBPMN-based patterns for modeling ubiquitous business processes[J]. IEEE Transactions On Industrial Informatics, 2018,8(14):3358-3367.
- [9] 刘允,杨立军,罗先辉. 翻转课堂和传统课堂教学模式比较研究—基于南京某高校翻转课堂教学调查[J]. 高等教育研究学报,2018,41(1):50-55,104.
- [10] 章宗标. 基于翻转课堂的实验教学系统设计与实现[J]. 浙江树人大学学报(自然科学版),2014,14(4):10-14.
- [11] MENZEL C, MAYER R J. The IDEF family of languages[M]// BERNUS P, MERTINS K, SCHMIDT G. Handbook on architectures of information systems. international handbooks on information systems. Berlin/Heidelberg:Springer, 1998:209-241.
- [12] 代飞,赵文卓,杨云,等. BPMN 2.0 编排的形式语义和分析[J]. 软件学报,2018,29(4):1094-1114.
- [13] 倪枫,钟璐,王波. 基于ROAD元架构的企业系统业务架构建模[J]. 上海理工大学学报,2017,39(3):262-268,294.
- [14] The Open Group. TOGAF Version 9.1 [S]. Zaltbommel, Netherlands: Van Haren Publishing, 2011.
- [15] 朱刚,谭贤四,王红,等. 军事体系结构框架元模型发展趋势[J]. 飞航导弹,2014(6):62-67.
- [16] 陈禹六. IDEF建模分析和设计方法[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [17] 孙玉全,高展,薛劲松. CIMS设计过程中存在的一些问题及解决方案[J]. 计算机集成制造系统-CIMS,1999,5(6):55-61.
- [18] 倪翌,白利芳,董奥冬. 一种面向业务规则和流程的推理引擎架构[J]. 计算机应用与软件,2017,34(3):98-102,153.
- [19] PAUL D. Complex event processing - CORDYS simplifying business [D]. Nijmegen: Radboud University, 2007.
- [20] WILSON N B, CARMENZA L A. Agile methodology to develop architecture of information and knowledge in organizations (MADAIKE) [J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2015,5(2):153-159.
- [21] GILL A Q. Agile enterprise architecture modeling: Evaluating the applicability and integration of six modeling standards [J]. Information and Software Technology, 2015,67:196-206.
- [22] 王计斌,熊光楞,陈加栋. 支持并行迭代的基于规则的产品开发过程建模[J]. 清华大学学报(自然科学版),1999,39(11):114-117.

(上接第186页)